

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2018.06.005

# 基于 PSO-BP 神经网络模型的运输车旋转支撑座轻量化研究\*

刘兆迎<sup>1</sup>, 王正方<sup>1,2\*</sup>, 孙传祝<sup>1</sup>, 韩鹏飞<sup>1</sup>, 张川<sup>1</sup>

(1. 山东理工大学 机械工程学院, 山东 淄博 255000; 2. 淄博职业学院 电子电气工程学院, 山东 淄博 255000)

**摘要:**针对多功能运输车旋转支撑座结构偏重、生产成本低、且传统设计论证周期长、效率低等问题,提出了一种基于有限元理论与神经网络模型相结合的结构轻量化设计方法。通过 Solidworks 和 Ansys 建立了旋转支撑座有限元模型,并对支撑座进行静力进行了仿真分析;根据拉丁超立方抽样及有限元法获取了设计参数样本空间,构建了基于粒子群优化的 BP 神经网络模型,代替有限元模型确定了设计变量与性能参数之间的非线性关系,最后代入数学模型并在 Matlab 中计算求得了最优解,并将所求结果代入 Ansys 中模拟论证。研究结果表明:在满足应力、应变约束条件下,优化后支撑座的质量减少 5.4%;该方案论证周期短、设计制造成本低。

**关键词:**旋转支撑座;有限元;粒子群算法;BP 神经网络;Matlab

中图分类号:TH122;S229+.1

文献标志码:A

文章编号:1001-4551(2018)06-0577-05

## Light quantization of rotary support seat of transporter based on PSO-BP neural network model

LIU Zhao-ying<sup>1</sup>, WANG Zheng-fang<sup>1,2</sup>, SUN Chuan-zhu<sup>1</sup>, HAN Peng-fei<sup>1</sup>, ZHANG Chuan<sup>1</sup>

(1. School of Mechanical Engineering, Shandong University of technology, Zibo 255000, China;

2. School of Electrical & Electronic Engineering, Zibo Vocational College, Zibo 255000, China)

**Abstract:** Aiming at the problem of the heavy structure of the rotary support seat of multifunctional transportation vehicle, the high manufacturing cost and a long cycle and low efficiency of the traditional design demonstration, a lightweight design method based on finite element theory and neural network model was proposed. Through Solidworks and Ansys, the finite element model of the rotating support was established and the static simulation analysis of the support was carried out. According to the Latin Hypercube Sampling and finite element method, the sample space of the design parameters was obtained, and a BP neural network model based on particle swarm optimization (PSO) was constructed. The nonlinear relationship between the design variables and the performance parameters was determined instead of the finite element model. Finally, the results were obtained by Ansys simulation demonstration in the calculation of the optimal solution. The results shows that the optimized quality is reduced by 5.4% under the stress and strain constraints. The program has a short period and saves the design and manufacturing costs.

**Key words:** rotary support; finite element; particle swarm optimization; BP neural network; Matlab

## 0 引言

利用先进的现代优化技术对机械产品重新设计,实现结构轻量化,不仅研发周期短,而且节约生产制造成本。沈伟等<sup>[1]</sup>以联合收割机变速箱壳体为研究对

象,基于变密度法和综合指数评价法对其进行拓扑优化,去除多余材料,并进行加强筋设计,优化后壳体质量减少 17%;龙少雄等<sup>[2]</sup>从轻量化材料的应用、支架结构优化、制造工艺优化 3 个方面对汽车板簧支架进行轻量化设计研究,结果表明:质量降低 58.1%,安全

收稿日期:2017-10-18

基金项目:山东省重大创新工程资助项目(2017CXGC0219)

作者简介:刘兆迎(1985-),男,山东枣庄人,硕士研究生,主要从事机械 CAE 技术与结构轻量化的研究。E-mail:285994082@qq.com

通信联系人:王正方,男,教授,硕士生导师。E-mail:361185918@qq.com

系数提高 25%；唐辉等<sup>[3]</sup>考虑到桥式起重机轻量化设计中动态性能因素的影响，综合 Ansys 和 Isight，以拉丁超立方、Hooke-Jeeves 算法为理论基础，提出一种高效、低成本的桥机主梁设计方法。

目前，国内市场上一般的马铃薯运输车结构简单、功能单一，只是承担运输工作。文献[4]提出了一种带输送装置的多功能马铃薯运输车结构，能够一次性完成对马铃薯的收集、装车、转运等工作，可有效提高效率。其中，旋转支撑座用于承载输送臂和连接运输车，是多功能马铃薯运输车重要的承重部件。

考虑生产制造的经济性与合理性，本研究将以该旋转支撑装置为例，首先建立旋转支撑座的有限元模型，再通过仿真数据样本构建神经网络模型，代替优化中的非线性约束，建立以支撑座结构质量最轻为目标的优化模型，最后采用 Matlab 优化工具进行求解，并与 ANSYS 仿真结果对比验证。

## 1 结构静力分析

### 1.1 旋转支撑座有限元模型的建立

多功能马铃薯运输车整车包括车架、车斗、防护板、后挡板、输送臂机构、旋转支撑座等，示意图如图 1 所示。

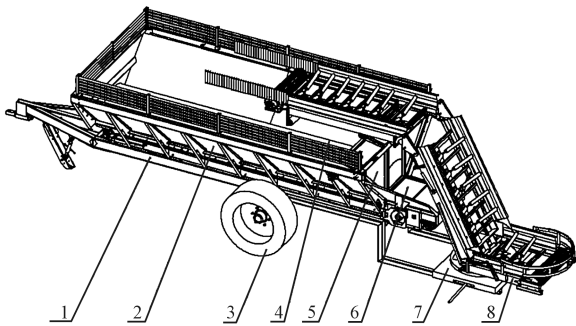


图 1 马铃薯输送运输车示意图

1—车架；2—车斗；3—地轮；4—防护板；5—后挡板；6—输送带；7—旋转支撑座；8—输送臂

本研究选用与 ANSYS 具有良好数据共享的三维建模软件 Solidworks，建立旋转支撑座结构的几何模型，再将其导入到 ANSYS 软件中。

### 1.2 定义单元类型和网格化分

对于薄壁类零件组成的支承座结构，通常选用板壳单元来模拟，其中平面板壳单元包含三角形单元和四边形单元，既有弯曲的能力，也能承受平面和法向载荷，所以本文结构模型主要采用平面板壳单元 shell181<sup>[5]</sup>。

### 1.3 施加载荷约束与求解

旋转支撑座所受的载荷主要来自输送臂和马铃薯的重力，均匀分布在底部托板上。根据实际工况要求，其大小约为 2 100 N，垂直于托板上表面向下。回转支架方管伸入到车架方管内部，通过螺栓连接使输送臂

与运输车装配在一起，故笔者在支架左上两个方管的上、下表面施加约束，求解后如图(2,3)所示。

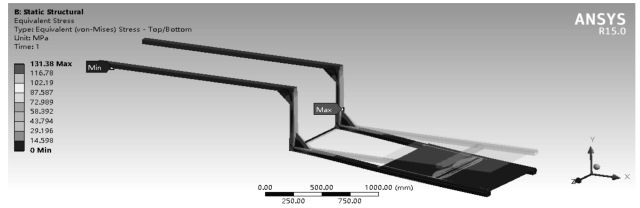


图 2 旋转支撑座架应力云图

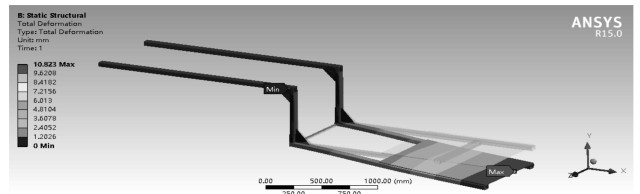


图 3 旋转支撑座应变云图

经求解分析后可得应力、应变云图。通过应力云图可知，旋转支撑座的最大应力出现在加强筋角钢与方管焊接处，最大应力为 131.4 MPa，满足材料在安全系数下的最大屈服强度 195.8 MPa；由总体应变云图可知，旋转支座变形最大的位置在底部方管最外侧，最大位移变形为 10.8 mm，在马铃薯运输车机械变形的允许范围内。

## 2 PSO-BP 神经网络模型的建立

### 2.1 BP 神经网络及其存在问题

在实际工程应用中，经常会遇到复杂的非线性系统。BP 神经网络<sup>[6]</sup>是一种多层前馈神经网络，其网络结构由输入层、隐含层、输出层构成。BP 神经网络算法具有很强的非线性拟合能力、泛化能力和容错能力，但同时也存在收敛速度慢、容易陷入局部极值和平坦区域等缺点。

### 2.2 粒子群算法优化 BP 神经网络 (PSO-BP)

粒子群算法 (PSO) 是一种群体智能优化算法，其中的每个粒子都代表问题的一个潜在解，每个粒子对应一个由适应度函数决定的适应度值，粒子的速度决定了其移动的方向和距离，速度随自身及其他粒子的移动经验进行动态调整，从而实现个体在可解空间寻优<sup>[7]</sup>。

BP 神经网络的非线性泛化能力很强，但鉴于其收敛速度慢，容易陷入局部极值，误差比较大等缺点，现将 PSO 算法与 BP 神经网络相结合，用 PSO 算法优化 BP 神经网络的权值和阈值，从而提高网络的非线性拟合能力<sup>[8-9]</sup>。

### 2.3 神经网络训练样本的创建

#### 2.3.1 设计变量参数

旋转支撑座主要是由方管、钣金和角钢等焊接而成，材料为 Q235-A，由上节有限元分析可知，材料的厚度明显地影响支撑座结构的刚度、强度和质量的大小，

因此,本研究选择旋转支撑座的两侧 Z 结构矩形方管、前连接管、后连接管、支撑板等 4 个构件的厚度作为设计变量,表示为  $\boldsymbol{p} = [p_1, p_2, p_3, p_4]^T$ 。根据材料和结构设计要求,将取值范围定位上下 10%,则设计变量及区间范围如表 1 所示。

表 1 旋转支撑座设计变量区间表

设计变量	初始值/mm	设计区间
$p_1$	5	[4.5, 5.5]
$p_2$	10	[9, 11]
$p_3$	2	[1.8, 2.2]
$p_4$	5	[4.5, 5.5]

表 2 拉丁超立方试验设计样本参数表

序号	设计变量				响应值		
	$p_1$ /mm	$p_2$ /mm	$p_3$ /mm	$p_4$ /mm	最大应变/mm	最大应力/MP	质量/kg
1	4.8	10.3	2.0	5.2	10.8	129.0	155.3
2	5.1	9.3	2.2	4.8	10.6	126.7	152.7
3	5.3	10.3	2.0	5.3	10.6	123.9	162.0
4	5.0	9.5	2.1	4.7	10.4	125.2	152.3
5	5.0	9.7	1.8	4.8	10.7	129.0	152.8
6	4.9	9.0	2.1	4.9	10.5	130.9	147.1
7	5.3	9.0	2.2	5.1	10.6	123.1	153.7
8	4.7	10.2	2.1	5.2	10.8	129.7	153.2
9	4.7	9.1	1.9	4.6	10.9	128.2	144.7
10	5.2	9.5	2.0	4.5	10.9	127.9	154.5

## 2.4 改进后 BP 神经网络模型的建立

在旋转支撑座的设计变量中,各部件的厚度尺寸与支撑座结构的静态性能有着复杂的非线性关系,很难通过具体函数精确表达。因此,采用神经网络方法,只要通过大量的学习训练就可以找到蕴含在样本中的输入、输出映射规律,并将这种复杂的关系贮存在自身的权值矩阵中<sup>[11]</sup>。本研究将旋转支撑座 4 个构件的厚度作为 BP 神经网络的设计输入,通过有限元计算所获得的旋转支撑座的最大应力、最大应力作为神经网络的输出,并将 90 组样本数据中前 75 组为训练样本,后 15 组为测试样本。因此,笔者分别构建两个 4-12-1 型单隐层 BP 神经网络,其中输入层神经元数目是 4 个,输出层神经元是 1 个,隐含层个数为 12。

Matlab 中旋转支撑座结构关于最大应力的神经网络模型部分程序代码展示:

```
% 节点个数
inputnum = 4;
hiddennum = 12;
outputnum = 1;
% 训练数据和预测数据
input_train = iinput(1:75, :);
input_test = iinput(76:90, :);
output_train = ooutput(1:75, 2);
output_test = ooutput(76:90, 2);
% 构建网络
```

### 2.3.2 试验设计(DOE)

试验设计(DOE)是优化设计时初始样本选择的一种有效方法,包括中心复合法(CCD)、Box-Behnken Design、拉丁超立方抽样等设计方法。其中,拉丁超立方设计是随机组合生成设计矩阵具有有效的空间填充能力和不可重复性<sup>[10]</sup>,且有能力拟合二阶或更高阶非线性关系,因此本研究采用拉丁超立方设计对 4 个设计变量抽取 90 组样本值,再利用 Ansys 软件计算对应的样本响应值,结果如表 2 所示(限于篇幅,只显示前 10 组数据)。

```
net = newff( inputn, outputn, hiddennum );
网络进化参数
net.trainParam.epochs = 1 000;
net.trainParam.lr = 0.01;
net.trainParam.goal = 0.000 01
% 粒子群算法中的两个参数
c1 = 1.494 45;
c2 = 1.494 45;
maxgen = 100;
sizepop = 25;
% 个体极值和群体极值
[bestfitness bestindex] = min( fitness );
zbest = pop( bestindex, : );
gbest = pop;
fitnessgbest = fitness;
fitnesszbest = bestfitness;
```

Matlab 在神经网络模型训练过程中,通过不断拟合数据得出一个衡量指标,即回归相关系数  $R^{[12]}$ ,它表示网络输出权值与偏置在拟合中的好坏,其定义如下:

$$R = \frac{n \sum xy - \sum x \sum y}{\sqrt{n(\sum x^2 - (\sum x)^2)} \sqrt{n(\sum y^2 - (\sum y)^2)}} \quad (1)$$

式中: $n$ —样本个数; $x$ —响应实测值; $y$ —响应预测值。

$R$  值越接近于 1,表明预测值与实测值一致度越高,神经网络模型拟合度越好。

经过 1 000 次训练迭代后,得回归相关系数  $R = 0.965\ 26$ ,即神经网络的输出 Output 与 Target 的系数值接近于 1。由式(1)及相关系数规则知,该数的绝对值越接近于 1,说明预测值和实测值有高度的一致相关性,所构建的神经网络模型误差小,拟合度良好。由此旋转支撑架最大应力对设计变量的 BP 神经网络模型构建完毕,并将其保存为 bpyl. mat,用于后续优化时的非线性约束调用;同理,构建最大应变对设计变量的 BP 神经网络模型,将其保存为 bpyb. mat。

### 3 旋转支撑座的轻量化

旋转支撑座的优化属于有约束优化<sup>[13-15]</sup>,其数学模型的建立过程如下:

#### 3.1 设计变量和目标函数的确定

根据前文所述,笔者选择旋转支撑座 4 个组件的厚度作为设计变量,即为:  $\mathbf{x} = [x_1, x_2, x_3, x_4]^T = [p_1, p_2, p_3, p_4]^T$ 。旋转支撑座结构的轻量化目标是在满足能够承载马铃薯运输车输送臂且正常工作的前提下,使得支撑座结构总质量最轻,因此目标函数可表示为:

$$f_1(\mathbf{x}) = M(\mathbf{x}) = M(x_1, x_2, x_3, x_4) \quad (2)$$

式中:  $M$ —旋转支撑座的质量;  $x_1$ —两侧 Z 结构矩形方管厚度;  $x_2$ —支撑板厚度;  $x_3$ —前连接管厚度;  $x_4$ —后连接管厚度。

#### 3.2 约束函数的建立

##### 3.2.1 性能约束

考虑到旋转支撑座在工作是主要承受输送臂的重量载荷,故支撑座结构需满足一定的强度、刚度条件。强度设计中需考虑结构安全问题,因此本研究采用提高安全系数的方法,取安全系数为 1.2,结构材料为 Q235-A;刚度设计中,根据马铃薯运输车设计要求,取旋转支撑座最大应变为 12 mm,则强度、刚度条件满足:

$$f_2(x) = \sigma \leq [\sigma]/1.2 = 195.8\ \text{MP} \quad (3)$$

式中:  $\sigma$ —旋转支撑座结构所能承受的最大应力;  $[\sigma]$ —材料的屈服应力,其值为 235 MP。

$$f_3(x) = \varepsilon_{\max}(x) \leq 12\ \text{mm} \quad (4)$$

式中:  $\varepsilon_{\max}$ —旋转支撑座结构所能承受的最大应变。

$\sigma$ 、 $\varepsilon$ 各自与设计变量之间的非线性关系,由前文所建立的两个神经网络预测模型来确定。

##### 3.2.2 边界约束

边界约束条件即为设计变量的区间范围,根据前文表 1 所述,可表示如下:

$$l \leq x \leq u \quad (5)$$

式中:  $l$ —旋转支撑座各设计变量下限;  $u$ —旋转支撑

座各设计变量上限。

### 3.3 数学模型的建立

综合式(2 ~ 5)可得旋转支撑座结构的优化数学模型,该数学模型可描述为:

$$\begin{aligned} \min f_1(x) &= \min M(x) = M(x_1, x_2, x_3, x_4) \\ \text{s. t. } f_2(x) &= \max(x) \leq [\sigma]/1.2 = 195.8\ \text{MP} \\ f_3(x) &= \max(x) \leq 12\ \text{mm} \\ l &\leq x \leq u \end{aligned} \quad (6)$$

### 3.4 基于 PSO-BP 神经网络模型的旋转支撑座优化

本文研究的旋转支撑座优化属于单目标有约束非线性问题,因此笔者选用 Matlab 优化工具箱中的 fmincom 函数来优化求解,代码程序如下。

目标函数: function f = optimfun(x)

```
f = ((3 500 - (70 - 2 * x(1))) * (50 - 2 * x(1))) * 4 620 * 2 + 1 100 * 840 * x(2) + (15^2 - (15 - 2 * x(3))^2) * 720 + (3 500 - (70 - 2 * x(4))) * (50 - 2 * x(4)) * 720 + 150^2 * 2.5 * 4) * 7.85 * 10^(-6);
```

优化主函数调用:

```
x0 = [5, 10, 2, 5]
```

```
A = []; b = []; Aeq = []; beq = []; lb = [4.5, 9, 1.8, 4.5]; ub = [5.5, 11, 2.2, 5.5];
```

```
[x, fval, exitflag, output] = fmincon(@ optimfun, x0, A, b, Aeq, beq, lb, ub, @ nonlcon)
```

其中,旋转支撑座结构各设计变量与最大应力、最大应变之间的复杂非线性关系由上文的 PSO-BP 神经网络训练模型得到,从而在约束条件中引入  $\sigma$ 、 $\varepsilon$  与设计变量  $x$  的关系,非线性约束条件代码如下:

```
function [c, ceq] = nonlcon(x)
```

```
load('inputps. mat')
```

```
X = mapminmax('apply', x, inputps);
```

```
Load('bpyl. mat');
```

```
y = sim('bpyl', X);
```

```
load('bpyb. mat');
```

```
z = sim('bpyb', X);
```

```
c = [y - 195.8; z - 12];
```

```
ceq = []
```

在 Matlab 运行上述程序,结束后结果显示 exitflag = 1,表明目标函数收敛并得到最优解,并且返回  $x$  及 fval 的值:

```
x = 4.673 2 9.154 1.823 6 4.502 6
```

```
fval = 145.691 8
```

```
exitflag = 1
```

### 3.5 优化仿真结果对比与分析

笔者根据设计变量的加工工艺要求及相应国家标准 GB/T6728-2002,对 Matlab 优化后的设计变量进行

圆整,并将模型再次导入 ANSYS 仿真计算。

优化前后结果对比如表 3 所示。

表 3 优化结果对比

方案	设计变量				响应值	
	$x_1/\text{mm}$	$x_2/\text{mm}$	$x_3/\text{mm}$	$x_4/\text{mm}$	质量/kg	
优化前		5	10	2	5	155.92
基于神经网络模型优化		4.67	9.15	1.82	4.50	145.69
圆整后有限元计算		5	9	2	4	147.57

设计变量圆整后并经求解分析,可得旋转支撑座安全系数图,如图 4 所示。

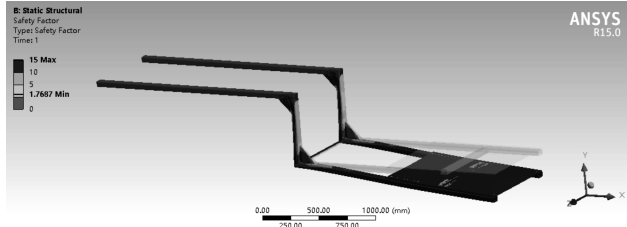


图 4 旋转支撑座安全系数图

由表 3 及图 4 可得如下结论:

(1) 优化后的最小安全系数为 1.77, 满足之前所设定的安全系数值 1.2, 且优化后, 旋转支撑座的 Z 型结构矩形管和支撑板的厚度均有所降, 总体质量为 147.57, 较优化前的质量减小 5.4% ;

(2) 基于神经网络模型的优化结果较有限元计算所得相差 1.3%, 证明所建立的神经网络模型的正确性。

## 4 结束语

本研究提出了一种基于 PSO-BP 神经网络模型代替复杂非线性约束的优化设计方法, 并将其应用于多功能马铃薯运输车旋转支撑座结构的轻量化设计中。

通过优化仿真计算与对比验证表明: 在满足良好工作性能和可靠度的前提下, 该方法可使旋转支撑架结构质量减少 5.4%, 且基于神经网络模型的优化结果较有限元仿真计算相差仅 1.3%, 由此证明该法应用于马铃薯农用运输车的相关部件轻量化设计合理而可行。

## 参考文献 (References):

[1] 沈伟, 廖敏, 王强, 等. 基于拓扑优化的变速箱壳体轻量化设计[J]. 农机化研究, 2018, 40(4): 234-241.

- [2] 龙少雄, 张建振, 祝洪滨, 等. 基于结构和工艺的板簧支架轻量化设计[J]. 汽车工艺与材料, 2017(7): 45-48.
- [3] 唐辉, 于兰峰, 严飞, 等. 桥式起重机主梁轻量化设计方法研究[J]. 机械强度, 2015, 37(6): 1173-1177.
- [4] 张川, 王正方, 韩鹏飞, 等. 一种马铃薯运输车关键部分的设计[J]. 农业装备与车辆工程, 2016, 54(12): 37-40.
- [5] RUBIO J, ANGELOV P, PACHECO J. Uniformly stable back propagation algorithm to train a feed forward neural network [J]. *IEEE Transactions on Neural Network*, 2011, 22(3): 356-366.
- [6] 程森林, 师超超. BP 神经网络模型预测控制算法的仿真研究[J]. 计算机系统应用, 2011, 20(8): 100-103.
- [7] 王小川, 史峰. Matlab 神经网络 43 个案例分析[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2012.
- [8] 郝海霞. 用粒子群算法优化 BP 神经网络进行函数拟合[J]. 山西师范大学学报: 自然科学版, 2017, 31(1): 14-16.
- [9] ZHANG J R, ZHANG J, LOK T M. A hybrid particle swarm optimization-back-propagation algorithm for feed forward neural network training [J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2007, 185(2): 1026-1037.
- [10] 赖宇阳. Isight 参数优化理论与实例详解[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2012.
- [11] 熊经纬, 杨建国, 徐兰. 基于 PSO-BP 神经网络的纱线质量预测[J]. 东华大学学报: 自然科学版, 2015, 41(4): 498-502.
- [12] 柳建容, 马咏梅, 黄巍. 基于 BP 神经网络与遗传算法的减震器优化设计[J]. 机械科学与技术, 2011, 30(8): 1267-1271.
- [13] 张家敏, 许德章. 基于蚁群 BP 神经网络算法的六维力传感器解耦研究[J]. 轻工机械, 2016, 34(1): 1-4.
- [14] 蔡洪旺, 袁守斌. 基于称量自校正补灌控制系统研究设计[J]. 包装与食品机械, 2017(1): 40-42.
- [15] 孙静民, 梁迎春. 机械优化设计[M]. 北京: 机械工业出版社, 2012.

[编辑: 张豪]

## 本文引用格式:

刘兆迎, 王正方, 孙传祝, 等. 基于 PSO-BP 神经网络模型的运输车旋转支撑座轻量化研究[J]. 机电工程, 2018, 35(6): 577-581.

LIU Zhao-ying, WANG Zheng-fang, SUN Chuan-zhu, et al. Light quantization of rotary support seat of transporter based on PSO-BP neural network model[J]. *Journal of Mechanical & Electrical Engineering*, 2018, 35(6): 577-581.

《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>